

رده‌بندی داده‌های ژئوشیمیایی زیست محیطی با روش آنالیز تمایز و شبکه عصبی در باطله‌های سرب و روی تیپ سولفیدی - کربناتی

مهدی زارع^۱، علی مرادزاده^{۲*}، ابوالقاسم کامکار روحانی^۳، فرامرز دولتی ارده‌جانی^۴

^۱ دانشجوی دکتری دانشکده مهندسی معدن، نفت و ژئوفیزیک، دانشگاه صنعتی شاهرود، mehdi_zare001@yahoo.com

^۲ استاد دانشکده مهندسی معدن، پردیس دانشکده‌های فنی، دانشگاه تهران، a_moradzadeh@ut.ac.ir

^۳ دانشیار دانشکده مهندسی معدن، نفت و ژئوفیزیک، دانشگاه صنعتی شاهرود، kamkkaar@yahoo.com

^۴ استاد دانشکده مهندسی معدن، پردیس دانشکده‌های فنی، دانشگاه تهران، fdoulati@ut.ac.ir

(دریافت: ۸ بهمن ۱۳۹۷ - پذیرش: ۳۱ شهریور ۱۳۹۸)

چکیده

آلودگی فلزات سنگین یکی از اصلی‌ترین مشکلات زیست‌محیطی در ارتباط با فعالیت‌های معدنی، صنعتی و کشاورزی در جهان به شمار می‌آید که به دلیل ماندگاری بالای این فلزات سمی و درجه انحلال پذیری مختلف در شرایط اسیدی و حتی غیر اسیدی، ممکن است اثرات مخرب بر روی آب، خاک و انسان را در بلند مدت داشته باشد. معدن سرب - روی انگوران یکی از بزرگترین ذخایر سولفیدی - کربناتی در حد کلاس جهانی است که در اثر معدنکاری، حجم قابل توجهی از باطله معدنی را به وجود آورده است که می‌تواند منبع انتقال فلزات سنگین به آب و خاک مناطق پایین دست شود. از این رو استفاده از روش‌های سریع و مقرون به صرفه برای طبقه‌بندی ریسک آلودگی این نوع باطله‌ها می‌تواند ابزار مفیدی برای پایش و برنامه‌های احیا و بازسازی در آینده باشد. هدف از این تحقیق به کارگیری تکنیک‌های آماری چند متغیره از جمله روش آنالیز تمایز و بهره‌گیری از تکنیک هوش مصنوعی برای طبقه‌بندی و پیش‌بینی پتانسیل آلودگی در باطله‌های معدنی است. به همین منظور پس از نمونه‌برداری از بخش‌های مختلف سطح انباشتگاه باطله، غلظت فلزات سنگین همچون $Sb, Pb, Ni, Mo, Mn, Fe, Cu, Cr, Co, Cd, As, Al$ مورد آنالیز قرار گرفت. سپس محدوده آلودگی به وسیله شاخص‌های ارزیابی ریسک اکولوژیک و درجه آلودگی اصلاح شده شناسایی و مدل‌سازی شد. سرانجام با به کارگیری دو روش آنالیز تمایز و شبکه عصبی، ریسک و پتانسیل آلودگی بر روی محدوده انباشتگاه باطله به چهار سطح آلودگی کم، متوسط، قابل بررسی و زیاد (خیلی زیاد) با صحت قابل قبول ۹۱/۵ و ۹۵/۷ طبقه‌بندی شد. نتایج همچنین نشان داد که این روش‌ها می‌تواند ابزار کارآمدی برای طبقه‌بندی باطله‌های جدید و طراحی و احداث انباشتگاه‌ها بر اساس سطح آلودگی آن‌ها باشد.

کلمات کلیدی

طبقه‌بندی، ریسک آلودگی، آنالیز تمایز، آلودگی، باطله‌های سولفیدی - کربناته، شبکه عصبی.

۱- مقدمه

توسعه صنایع و رشد اقتصادی، اغلب باعث بروز مشکلات زیست‌محیطی می‌شود که در این میان فعالیت‌های معدنکاری از جمله صناعی است که از این قاعده مستثنی نیست. در اثر فعالیت‌های معدنی حجم زیادی باطله تولید می‌شود که توجه به اثرات زیست‌محیطی این باطله‌ها در حین و بعد از معدنکاری امری ضروری است. به همین دلیل در تمامی کشورهای دنیا، این موضوع باعث نگرانی و توجه ویژه شده است. یکی از مشکلات زیست‌محیطی در ارتباط با باطله‌های معدنی بحث وجود فلزات سنگین است. فلزات سنگین موجود در باطله‌ها ممکن است از طریق فرسایش به وسیله شرایط آب و هوایی، جریان‌ات سطحی، نزولات آسمانی و از همه مهم‌تر زهاب اسیدی وارد خاک و آب‌های زیرزمینی شوند [۱، ۲] که به دلیل ماندگاری بالا، پتانسیل ایجاد مشکلات زیست‌محیطی در دراز مدت را دارند. محققان متعددی تاثیرات زیست‌محیطی ناشی از معادن و باطله‌های معدنی بر محیط‌زیست را با روش‌های مختلف آزمایشگاهی، ژئوفیزیکی، ژئوشیمیایی و کانی‌شناسی [۳، ۴] مورد بررسی قرار دادند. از این رو استفاده از روش‌های سریع و مقرون به صرفه‌ای که بتواند آلودگی به فلزات سنگین در انباشتگاه‌های باطله را شناسایی، طبقه‌بندی و پیش‌بینی کند، به عنوان یک راهکار مناسب برای پایش زیست‌محیطی و طرح‌های بازسازی و کنترلی می‌تواند شناخته شود. از جمله روش‌های با قابلیت طبقه‌بندی و پیش‌بینی داده‌ها می‌توان به آنالیز تمایز و شبکه عصبی اشاره کرد که در این تحقیق مورد استفاده قرار می‌گیرند.

هدف از آنالیز تمایز، شناسایی فاکتورهایی است که منجر به تفکیک‌پذیری گروه‌ها می‌شود. در واقع آنالیز تمایز یک روش آماری چند متغیره است که قادر است هر مشاهده جدید را در یکی از گروه‌های از قبل تعریف شده، طبقه‌بندی کند [۵]. استفاده از روش آنالیز تمایز اولین بار توسط هریس^۱ در اکتشاف مواد معدنی برای ارزیابی رابطه متغیرهای زمین‌شناسی در تعیین احتمال کانی‌سازی منطقه به کار گرفته شد [۶]. همچنین این روش برای شناسایی آنومالی‌های ژئوشیمیایی [۷]، تفکیک سنگ‌های کانی‌زا از عقیق [۸]، مدل‌سازی کانی‌زایی کانسارهای طلا [۹]، اکتشاف ذخایر مس با میزبان رسوبی [۱۰] مورد استفاده قرار گرفته است. هر چند اخیراً روش‌های آماری چند متغیره به عنوان ابزاری کارآمد در مطالعات زیست‌محیطی برای شناسایی متغیرهایی که منجر به آلودگی

بیشتر محیط‌زیست می‌شوند، مورد استفاده قرار گرفته است [۱۱، ۱۲] ولی تاکنون از روش آنالیز تمایز برای پیش‌بینی و طبقه‌بندی ریسک آلودگی از انباشتگاه باطله‌های معدنکاری انجام نشده است که می‌تواند منبع اطلاعات با ارزشی برای تصمیم‌گیری‌های صحیح در مدیریت و کنترل آلودگی باشد.

علاوه بر این، در سال‌های اخیر روش‌های هوشمند از جمله شبکه عصبی مصنوعی در تمام علوم مهندسی کاربرد فراوانی پیدا کرده است. در این زمینه می‌توان به کاربرد این روش‌ها در پیش‌بینی آلودگی ناشی از معدنکاری و باطله‌های معدنی در محیط‌زیست به موارد زیر اشاره کرد:

غلامی و همکاران (۲۰۱۱)، انتقال آلودگی ناشی از عنصر نیکل در باطله‌های معدن مس سرچشمه به محیط‌های اطراف را با روش هوش مصنوعی شناسایی و پیش‌بینی کردند [۱۳]. آریافر و همکاران (۲۰۱۲)، غلظت فلزات سنگین آهن، منگنز و روی خروجی از زهاب اسیدی معدن مس سرچشمه به رودخانه شور را با استفاده از شبکه عصبی مصنوعی مورد بررسی قرار دادند [۱۴]. دولتی و همکاران (۲۰۱۳)، برای پیش‌بینی عناصر نادر خاکی در زهاب قلیایی معدن زغال‌سنگ رضی از یک شبکه عصبی رگرسیون استفاده کردند [۱۵]. جدیری و همکاران (۲۰۱۳)، آلودگی ناشی از اکسایش پیریت موجود در باطله‌های زغال‌شویی را با استفاده از روش شبکه عصبی مصنوعی و سیستم‌های استنباط فازی-عصبی پیش‌بینی کردند [۱۶]. بیات‌زاده فرد و همکاران (۲۰۱۷) برای پیش‌بینی توزیع فلزات سنگین در آب زیرزمینی، ناشی از فعالیت معدن سرب و روی لکان واقع در اراک از روش‌های هوش مصنوعی بهره بردند [۱۷]. نتایج تحقیقات یاد شده بیانگر این است که روش‌های شبکه عصبی به عنوان یک ابزار قوی، قادرند غلظت فلزات سنگین و یا پارامترهایی که منجر به آلودگی آب و خاک منطقه می‌شوند را با درصد خطای پایین، پیش‌بینی و طبقه‌بندی کنند.

بررسی منابع نشان می‌دهد که با وجود انجام چند تحقیق در مورد کاربرد روش‌های آماری چند متغیره و شبکه عصبی مصنوعی برای بررسی مشکلات زیست‌محیطی در محیط‌های خاکی و آبی اطراف باطله‌های معدنی و یا محدوده معدن که بیشتر به عنوان ابزار پیشگو استفاده شده‌اند، متأسفانه تاکنون به طور جدی مطالعاتی در مورد طبقه‌بندی ریسک آلودگی فلزات سنگین بر روی انباشتگاه‌های باطله معدنی تیپ سولفیدی-کربناته، کاری انجام نشده است.

معدن سرب و روی انگوران یکی از معادن در حد کلاس

^۱ - Harris

همچنین نوع دره می‌سی‌سی‌پی (MVT) [۲۱] را گزارش کرده‌اند.

کانسار انگوران در بخش مرکزی یک تاق‌دیس، بین دو بخش دگرگونی شیستی و آهکی واقع شده است. در کمر بالای کانسار، طبقات آهکی قرار دارند و شیب کلی آن‌ها حدود ۲۰ تا ۲۵ درجه به سمت جنوب شرق است. در کمر پایین، شیست‌های دگرگونی قرار دارند که شیب کلی آن‌ها ۱۰ تا ۲۵ درجه و در همان جهت جنوب شرق‌اند. ذخیره کلی معدن ۱۹/۳ میلیون تن ارزیابی شده است که عیار بخش کربناتی آن به طور متوسط ۲۲ درصد روی و ۴/۶ درصد سرب و بخش سولفیدی آن دارای ۲۷/۷ درصد روی و ۲/۴ درصد سرب است [۱۹].

از نظر کانی‌شناسی، بخش سولفور و بخش کربناته شامل کانی‌های زیر است [۲۲]:

- بخش سولفور: اسفالریت + گالن + اسمیت زونیت + پیریت + آرسنو پیریت + کوارتز
- بخش کربناته: اسمیت زونیت + سروسیت + همی‌مورفیت + می‌میتیت + کلسیت + کوارتز

۲-۲- نمونه‌برداری و آنالیز نمونه‌ها

عملیات استخراج سرب و روی انگوران از سال ۱۳۲۴ شروع شده و تا به امروز فعال است. در اثر استخراج مواد معدنی، حجم زیادی از باطله به میزان تقریبی ۸۲ میلیون تن به صورت باطله در اطراف کاواک معدن دپو شده است که ارتفاع آن‌ها تا بیش از چند ده متر می‌رسد. به طور کلی فلزات سنگین همراه باطله‌های معدنی به سه روش زیر می‌توانند به محیط زیست انتقال پیدا کنند:

- به وسیله باد فرسایش یافته و به صورت ذرات معلق وارد محیط زیست می‌شوند.
- آلاینده‌هایی که از طریق نزولات جوی تشکیل شده و به صورت رواناب وارد محیط زیست می‌شوند.
- یکی از مهم‌ترین فرآیندها، انتقال فلزات سنگین با زهاب‌های تولید شده از باطله‌های معدنی تحت شرایط اتمسفری و در گذر زمان است.

هر چند انتقال آلودگی از طریق باد به صورت ذرات معلق جامد یکی از راه‌ها است ولی شرایط آب و هوایی در منطقه و واکنش‌پذیری مواد موجود در باطله می‌تواند از لحاظ پتانسیل تولید آلودگی مطلوب‌تر باشد. برای بررسی وجود فلزات سنگین در باطله‌های سولفیدی- کربناته انگوران، تعداد ۴۷ نمونه از

جهانی معرفی شده است. اولین مطالعات کانی‌شناسی و زمین‌شناسی از ذخیره سرب- روی انگوران در سال ۱۹۶۸ انجام گرفت. با توجه به بررسی‌های انجام شده، کانسار انگوران یکی از مهم‌ترین نهشته‌های روی و سرب سولفیدی- کربناتی است [۱۸] که حد عیار اقتصادی^۱ ۴ درصد روی تعیین شده است [۱۹].

در اثر استخراج حجم زیادی باطله در اطراف معدن انباشته شده است. وجود این باطله‌ها تحت شرایط آب و هوایی، بارندگی، تغییرات دمایی سبب اکسایش و در نتیجه ممکن است باعث تولید زهاب و انتقال فلزات سنگین به آب و خاک منطقه شود که عدم توجه به این باطله‌ها ممکن است آن‌ها را به عنوان منبع قابل توجه‌ای در ایجاد آلودگی در دراز مدت معرفی کند. از این رو، شناخت صحیح از محتوا، توزیع و متغیرهای مرتبط با آلودگی به فلزات سنگین در این نوع باطله‌ها و طبقه‌بندی آن‌ها بر اساس سطح آلودگی، برای پیشگیری و کنترل انتقال فلزات سنگین به محیط زیست اهمیت بسزایی دارد.

در این تحقیق تلاش بر این است ابتدا با استفاده از شاخص‌های تجمیعی، نحوه گسترش و توزیع آلودگی از فلزات سنگین در انباشتگاه باطله سرب و روی انگوران مورد ارزیابی قرار گیرد، سپس با بهره‌گیری از دو روش آنالیز تمایز و شبکه عصبی مصنوعی، عملکرد و قابلیت آن‌ها در جدایش و طبقه‌بندی این نوع باطله‌ها بر اساس سطوح آلودگی‌شان مورد بررسی قرار گیرد.

۲- مواد و روش‌ها

۲-۱- زمین‌شناسی و موقعیت منطقه مورد مطالعه

معدن سرب- روی انگوران در شهرستان مهنشان، در ۱۳۵ کیلومتری جنوب غربی شهر زنجان و با موقعیت ۳۶ درجه و ۳۷ دقیقه شمالی و ۴۷ درجه و ۲۴ دقیقه شرقی با ارتفاع ۲۹۰۰ تا ۳۰۷۰ از سطح دریا واقع شده است (شکل ۱). این ناحیه در شمال غربی پهنه سنج- سیرجان قرار دارد و دارای ویژگی‌های تکتونوماگمایی و زمین‌شناسی مشابه با این پهنه است. سنگ میزبان ماده معدنی در یک کمپلکس دگرگونی به سن نئوپروتروزوئیک تا کامبرین قرار گرفته است. در مورد مدل ژنتیکی کانسار انگوران نظریه‌های متفاوتی ارائه شده است. نتایج تحقیقات انجام شده، طیف گسترده‌ای از مدل‌های سولفیدی توده‌ای (VMS)، رسوبات آواری (SEDEX) [۲۰] و

^۱- Cut-Off

C_i غلظت فلز سنگین اندازه‌گیری شده در یک نمونه
 B_i مقدار زمینه

طبق نظر این محققان طبقه‌بندی سطوح آلودگی با استفاده از این شاخص به صورت $mC_d < 1.5$ (آلودگی ناچیز)، $1.5 < mC_d < 4$ (آلودگی کم)، $4 < mC_d < 8$ (آلودگی متوسط)، $8 < mC_d < 16$ (آلودگی بسیار بالا)، $16 < mC_d < 32$ (آلودگی بی‌نهایت شدید) تعریف شده است.

۲-۳-۲- شاخص ریسک اکولوژیک

روش شاخص ریسک اکولوژیک^۲ اولین بار توسط آقای هاگانسون^۳ در سال ۱۹۸۰ برای ارزیابی آلودگی و آسیب‌های زیست‌محیطی ناشی از فلزات سنگین در مناطق معدنی پیشنهاد شد و به طور گسترده در سایر مناطق شهری و صنعتی نیز مورد استفاده قرار گرفت [۲۴]. این روش نسبتاً جامع، بر اساس غلظت، میزان سمیت و حساسیت‌های زیست‌محیطی فلزات سنگین به وسیله محققان مختلفی به کار گرفته شده است [۲۵، ۲۶].

مطابق این روش، شاخص ریسک اکولوژیک برای یک عنصر (E_r) و برای چند عنصر (RI) بر اساس روابط ۳ تا ۵ قابل محاسبه است.

$$C_F = C_i / B_i \quad (3)$$

$$E_r = T_i \times C_F \quad (4)$$

$$RI = \sum E_r \quad (5)$$

که در این روابط:

C_F فاکتور آلودگی

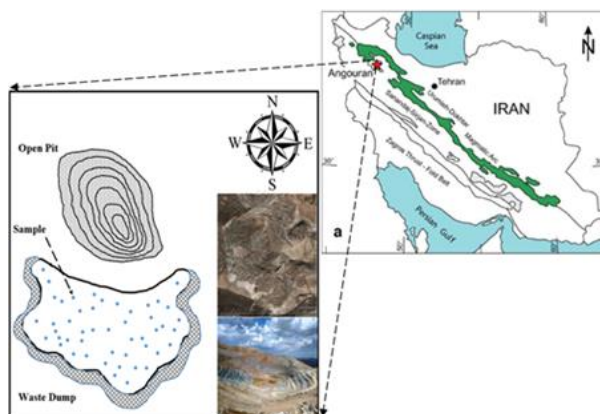
T_i فاکتور سمیت برای یک عنصر معین

C_i غلظت فلز سنگین اندازه‌گیری شده در یک نمونه

B_i مقدار مرجع

به دلیل اینکه مقدار برای B_i واحدی ندارد، برخی مقادیر پیشنهادی از جمله مقدار زمینه، سطح پوسته زمین، استانداردهای بین‌المللی، ملی، منطقه‌ای و نظایر آن می‌تواند مورد استفاده قرار گیرد [۲۵]. مقدار مرجع یا زمینه در این تحقیق، حداکثر مقادیر مجاز فلزات در محیط‌زیست بر اساس استاندارد محیط‌زیست کشور [۲۷] در نظر گرفته شد. مقادیر T_i از فلزات سنگین بر اساس نظر هاگانسون مطابق جدول ۱

عمق صفر تا ۵۰ سانتی‌متری با وزن تقریبی ۲ تا ۲.۵ کیلوگرم به صورت تصادفی و پراکنده از انباشتگاه باطله جمع‌آوری شد. مختصات جغرافیایی نمونه‌ها با دستگاه GPS ثبت و به هر نمونه یک کد اختصاص داده شد. موقعیت جغرافیایی معدن و ایستگاه‌های نمونه‌برداری در شکل ۱ نشان داده شده است. نمونه‌ها پس از خشک شدن، خردایش و الک، با روش ICP-MS در آزمایشگاه زرآزما، غلظت فلزات سنگین مورد آنالیز قرار گرفت. تجزیه و تحلیل آماری داده‌ها با استفاده از بسته نرم‌افزاری SPSS23 انجام شد. در این تحقیق ابتدا شاخص‌های ارزیابی ریسک اکولوژیک و درجه آلودگی اصلاح شده محاسبه و به کمک نرم‌افزار Surfer8 پهنه‌بندی ریسک آلودگی انجام گرفت. سپس با استفاده از دو روش آنالیز تمایز و شبکه عصبی، ریسک و پتانسیل آلودگی بر روی انباشتگاه‌های باطله طبقه‌بندی شد.



شکل ۱- موقعیت جغرافیایی منطقه و نقاط نمونه‌برداری.

۲-۳-۲- معرفی برخی از شاخص‌های ارزیابی آلودگی فلزات سنگین

۲-۳-۲-۱- شاخص درجه آلودگی اصلاح شده

شاخص درجه آلودگی اصلاح شده^۱ روشی برای تخمین میزان آلودگی محیط به یک یا چند فلز است که در سال ۲۰۰۵ توسط ابراهیم و پارکر مطابق رابطه ۱ ارائه شد [۲۳].

$$mC_d = \frac{\sum_{i=1}^{l=n} C_f}{n} \quad (1)$$

$$C_F = C_i / B_i \quad (2)$$

که در آن:

C_F فاکتور آلودگی برای هر آلاینده

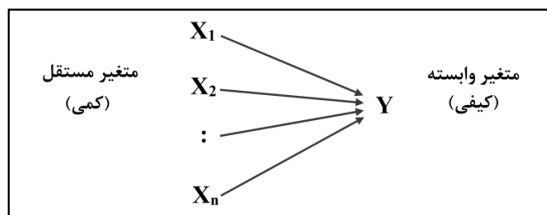
n تعداد فلزات مورد مطالعه

²- Ecological risk Index (RI)

³- Hakanson

¹- Modified degree of contamination (mCd)

ارتباط بین همه متغیرها به عنوان ضریب تمایز^۴ بیان می‌شوند. شکل ۲ مدل مفهومی در آنالیز تمایز را نشان می‌دهد.



شکل ۲- مدل مفهومی آنالیز تمایز.

به طور کلی تابع تمایز یا تشخیص (Df) برای طبقه‌بندی دو گروه، به صورت رابطه ۶ بیان می‌شود:

$$Df = a_0 + a_1x_1 + a_2x_2 + \dots + a_nx_n \quad (6)$$

که در آن:

Df تابع تمایز

X_1, X_2, \dots, X_n متغیرهای مستقل

n تعداد متغیرهای تخمین‌گر

a_1 تا a_n ضرایب تفکیک‌کننده

a_0 مقدار ثابت

تعداد توابع معمولاً یکی کمتر از تعداد گروه‌های شناخته شده است. به عبارتی برای K گروه K-1 تابع تمایز ایجاد می‌شود [۲۹].

برای درک بهتر، شکل ۳- الف نشان می‌دهد که چگونه یک تابع تمایز توسعه پیدا می‌کند. بیشترین تمایز بین دو گروه زمانی رخ می‌دهد که محور جدیدی همچون L تعریف شود و تصاویر امتیازات مربوط به دو گروه در امتداد این محور بیشترین جدایش را نشان دهند. همچنین، در امتداد خط L به راحتی می‌توان موقعیت نقاط جدید که تعلق آن‌ها به یکی از دو گروه نامعلوم است را طبقه‌بندی کرد. شکل ۳- ب عملکرد آنالیز تمایز را نشان می‌دهد. هرچه میزان هم‌پوشانی توزیع امتیازات ترسیم شده از تابع تمایز در امتداد محورها کمتر باشد حاکی از عملکرد خوب آنالیز تمایز است.

۲-۵- شبکه عصبی

امروزه شبکه‌های عصبی مصنوعی^۵ به عنوان زیرمجموعه‌ای از تکنیک‌های هوش مصنوعی^۶، با عملکردی مانند مجموعه نرون‌های^۷ مغز انسان انواع روش‌های قدرتمند برای حل

ارایه شده است. E_r پتانسیل ریسک اکولوژیک برای یک عنصر و RI شاخص ریسک اکولوژیک (در رابطه ۵) برای مجموع فلزات است. هاکانسون یک طبقه‌بندی استاندارد برای RI بر اساس ۸ آلاینده (Zn و Cr, Cu, Pb, As, Cd, Hg, PCBs) پیشنهاد کرد [۲۴]. اگرچه غلظت PCBs و Hg در این مطالعه در نظر گرفته نشد ولی این ممکن است منجر به نتایج ناصحیح در طبقه‌بندی شود. از این رو در این تحقیق، طبقه‌بندی شاخص ریسک اکولوژیک بر اساس نوع و تعداد آلاینده‌های مورد بررسی، اصلاح شد [۲۶]. نتایج طبقه‌بندی اصلاح شده در جدول ۲ ارایه شده است.

جدول ۱- فاکتور سمیت فلزات سنگین [۲۴، ۲۸].

عناصر	As	Cd	Cr	Cu	Ni	Pb	Zn
فاکتور سمیت	۱۰	۳۰	۲	۵	۵	۵	۱

جدول ۲- طبقه‌بندی اصلاح شده مقادیر شاخص ریسک اکولوژیک (RI).

سطح آلودگی	RI
پایین	$RI < 70$
متوسط	$70 < RI < 140$
قابل توجه	$140 < RI < 280$
زیاد	$280 < RI < 560$
خیلی زیاد	$RI > 560$

۲-۴- آنالیز تمایز

یکی از روش‌های چند متغیره کارآمد، روش آنالیز تمایز^۱ است که در واقع به نوعی یک روش آنالیز واریانس چند متغیره است. روش آنالیز تمایز یا آنالیز تشخیص اولین بار توسط آقای فیشر و ماهالانوبیس^۲ در سال ۱۹۳۶ معرفی شد. هدف آنالیز تمایز به دست آوردن یک مدل یا قواعدی است که به جداسازی بین گروه‌های مشاهده‌ای کمک می‌کند، علاوه بر این اجازه می‌دهد تا مشاهدات جدید داخل یکی از گروه‌های از قبل شناخته شده، طبقه‌بندی شوند [۷].

آنالیز تمایز منتج به معادله‌ای می‌شود که به صورت ترکیب خطی از متغیرهای مستقل بیان و به نام تابع تمایز^۳ شناخته می‌شود. وزن‌های اختصاص داده شده به هر متغیر مستقل برای

⁴- Discriminant coefficients

⁵- Artificial Neural Network (ANN)

⁶- Artificial Intelligence (AI)

⁷- Neuron

¹- Discriminant analysis (DA)

²- Fisher and Mahalanobis

³- Discriminant function (DF)

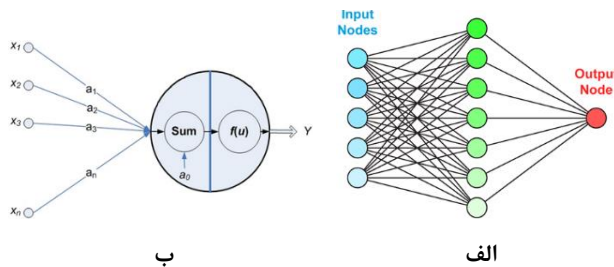
اختیار لایه خروجی قرار می‌دهند [۳۲].

شکل ۴- الف ساختار شبکه عصبی با یک لایه میانی و شکل ۴- ب مدل ریاضی یک نرون برای پردازش اطلاعات در شبکه عصبی را نشان می‌دهد که روابط ریاضی به صورت روابط ۷ و ۸ قابل ارایه است:

$$U = \sum_{i=1}^n x_i a_i + a_0 \quad (7)$$

$$Y = f(u) \quad (8)$$

متغیرهای ورودی ($X_1 \dots X_n$) در وزن‌های متناظرشان ($a_1 \dots a_n$) ضرب و به همراه مقدار بایاس (a_0) در متغیری جدید (U) ذخیره می‌شوند. متغیر جدید (U) از یک تابع فعال‌سازی (f) عبور کرده و مقدار خروجی نرون (Y) را مشخص می‌کند [۳۳].

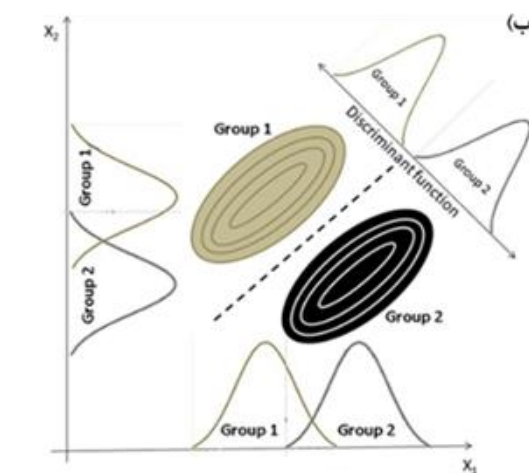
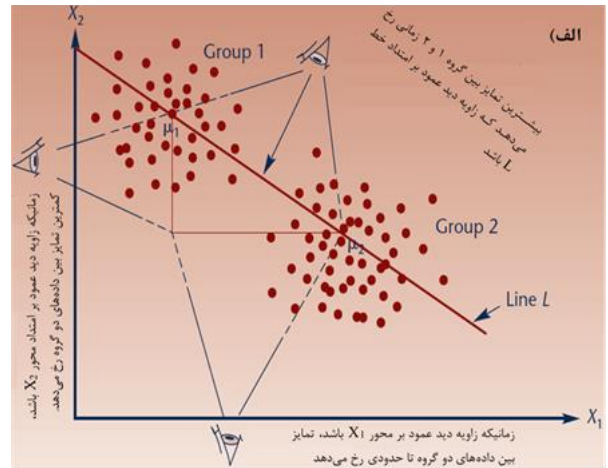


شکل ۴- الف- ساختار شبکه عصبی با یک لایه پنهان، ب- ساختار یک نرون مورد استفاده در شبکه عصبی [۳۳].

در این تحقیق از شبکه MLP استفاده شد که به اختصار توضیح داده می‌شود.

۲-۵-۱- شبکه پرسپترون چند لایه^۱

این شبکه شامل یک لایه ورودی، یک یا چند لایه میانی و یک لایه خروجی است. این شبکه بر مبنای الگوریتم پس انتشار (BP) آموزش می‌بیند و یک روش تکرار شونده برای به حداقل رساندن تابع خطاست. بدین صورت که خروجی‌های واقعی با خروجی‌های دلخواه مقایسه و وزن‌ها به وسیله الگوریتم پس انتشار، به صورت تحت نظارت تنظیم می‌شوند تا الگوی مناسب به وجود آید. بهترین روش برای تعیین مطلوب تعداد لایه‌ها و نرون‌ها در لایه میانی، روش آزمون و خطاست. در این روش داده‌ها به سه دسته، داده‌های آموزش، اعتبارسنجی و تست (آزمایش) تقسیم می‌شوند. داده‌های آموزش برای ایجاد مدل مناسب، داده‌های اعتبارسنجی برای ارزیابی خطای پیش‌بینی مدل انتخابی و داده‌های آزمایش برای ارزیابی خطای تعمیم



شکل ۳- الف- ماکزیمم‌سازی جدایش بین دو گروه، ب- توزیع امتیازات تمایز در امتداد محور جدید جدایش بین دو گروه در امتداد محور جدید (تابع تمایز) حاصل شده است [۲۹].

مشکلات در بسیاری مسایل از قبیل پیش‌بینی، بهینه‌سازی، کلاسه‌بندی، تجزیه و تحلیل داده، شناسایی الگو، کنترل و موارد دیگر را فراهم کرده است [۳۰]. از مهم‌ترین ویژگی‌های شبکه‌های عصبی مصنوعی، وابسته نبودن به فرضیه‌های اولیه در مورد داده‌های ورودی است. داده‌های ورودی می‌توانند هرگونه توزیع آماری دلخواهی داشته باشند. این امتیاز ویژه آن‌ها در مقابل روش‌های آماری است و این امکان را به آن‌ها می‌دهد که به طور یکسان از انواع مختلف داده‌های ورودی با هر توزیع دلخواه استفاده کنند [۳۱].

هر شبکه عصبی از تعدادی نرون و وزن‌های ارتباطی که نرون‌ها را به هم وصل می‌کنند، تشکیل شده است. از اجتماع چند نرون که به طور موازی عمل کنند یک لایه به وجود می‌آید. شبکه‌های عصبی اغلب شامل یک لایه ورودی، یک یا چند لایه میانی و یک لایه خروجی‌اند. لایه یا لایه‌های میانی، اطلاعات دریافت شده از لایه ورودی را پردازش می‌کنند و در

¹ - Multi-Layer Perceptron (MLP)

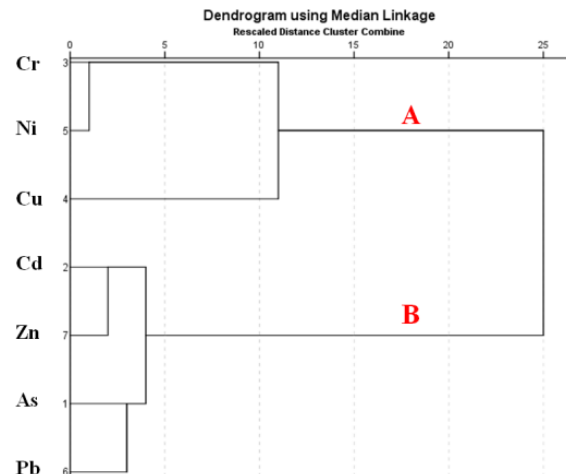
مدل نهایی مورد استفاده قرار می‌گیرند [۳۴].

۳- نتایج و بحث

۳-۱- نتایج آماری

خلاصه‌ای از پارامترهای آماری فلزات سنگین در ۴۷ نمونه برداشت شده از انباشتگاه باطله سرب و روی انگوران به همراه مقادیر حداکثر مجاز این فلزات در محیط‌زیست بر اساس استاندارد محیط زیست کشور در جدول ۳ ارائه شده است. با توجه به جدول ۳ می‌توان دریافت که میانگین غلظت تمام فلزات به جز مس، از حد مجاز بالاتر است. میانگین فلزات روی، آرسنیک و کادمیوم به ترتیب ۱۸/۸۹، ۱۲/۱۳ و ۵/۸ برابر حد مجاز است که بیانگر پتانسیل بالای آلودگی این فلزات در باطله‌های معدنی است. سرب ۱/۶۷ برابر حد مجاز، فلزات کروم و نیکل هر دو مقدار مشابهی با ۱/۵۸ برابر حد مجاز و کمترین فلز مس با ۰/۶ برابر حد مجاز است.

برای بررسی همبستگی فلزات مورد مطالعه، از آنالیز خوشه‌ای استفاده شد. نتایج به دست آمده در شکل ۵ نشان می‌دهد که عناصر در دو خوشه اصلی طبقه‌بندی می‌شوند. خوشه A شامل کروم، نیکل و مس است که بین کروم و نیکل همبستگی بالایی وجود دارد. خوشه B شامل کادمیوم، آرسنیک، سرب و روی است که احتمالاً به دلیل منشا و رفتار ژئوشیمیایی مشابه، منجر به قرارگیری در یک خوشه شده است.



شکل ۵- نتایج آنالیز خوشه‌ای نمونه‌های باطله

۳-۲- پهنه‌بندی آلودگی بر اساس نتایج شاخص ریسک اکولوژیک و درجه آلودگی اصلاح شده

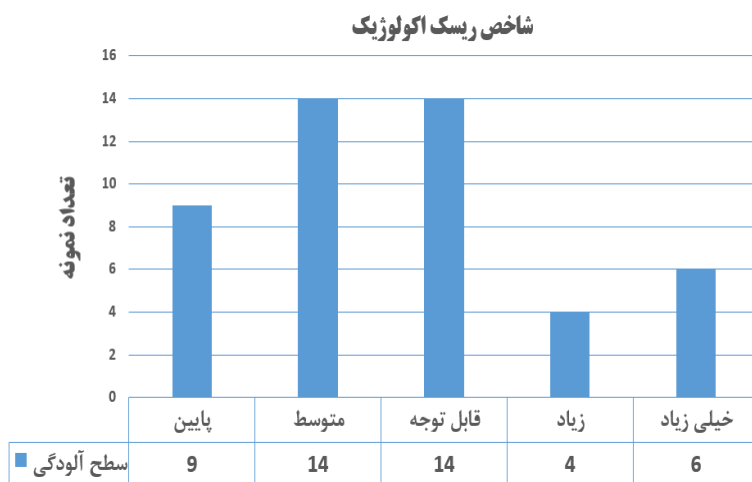
پهنه‌بندی و تهیه نقشه‌های غلظت فلزات سنگین یکی از اقدامات اولیه برای شناسایی گستره آلودگی به منظور اقدامات حفاظتی و کنترلی است. چنین نقشه‌هایی قادر به نشان دادن

ریسک آلودگی با تقسیم‌بندی محدوده مورد مطالعه بر اساس سطوح مختلف غلظت و یا مقادیر بیش از حد مجازند. برای ارزیابی و پهنه‌بندی ریسک آلودگی فلزات سنگین در انباشتگاه‌های باطله از شاخص ریسک اکولوژیک و شاخص درجه آلودگی اصلاح شده استفاده شد. حداقل و حداکثر مقدار RI به ترتیب ۲۴ و ۲۷۳۶ است و تعداد ۹ نمونه دارای ریسک آلودگی پایین، ۱۴ نمونه ریسک متوسط، ۱۴ نمونه ریسک قابل توجه، ۴ نمونه ریسک زیاد و ۶ نمونه ریسک خیلی زیاد است (نتایج آماری در شکل ۶ ارائه شده است). همچنین حداقل و حداکثر مقدار شاخص درجه آلودگی اصلاح شده به ترتیب ۰/۴۶ و ۴۱ به دست آمد. پهنه‌بندی کیفی ریسک آلودگی از انباشتگاه باطله با استفاده از نتایج دو شاخص با کمک نرم‌افزار Surfer8 به روش کریجینگ انجام و نتایج در شکل ۷ نشان داده شده است. یافته‌ها حاکی از این است که بخش شمال شرقی و جنوب غربی محدوده مورد مطالعه دارای درجه آلودگی با ریسک بالایی است و این نشان‌دهنده تجمع بالای فلزات سنگین در باطله‌های معدنی در این نواحی است. به کارگیری این شاخص‌ها به عنوان روشی سریع و آسان در پهنه‌بندی ریسک آلودگی فلزات سنگین در انباشتگاه‌های باطله، الگوی کلی و اطلاعات با ارزشی برای پیش‌بینی و مدل‌سازی در طبقه‌بندی آلودگی ارائه می‌دهد.

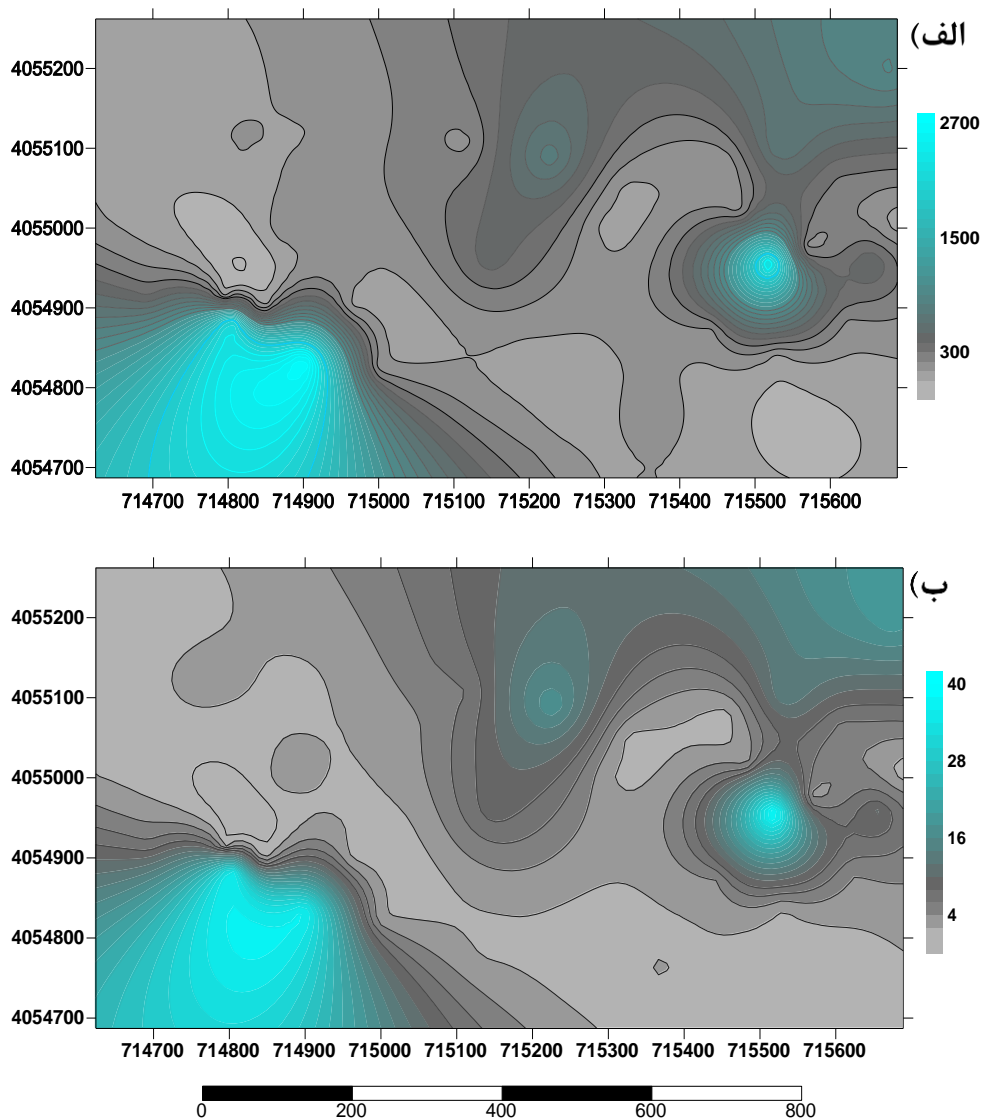
۳-۳- آنالیز تمایز

نتایج به دست آمده از توزیع مکانی غلظت آلاینده با شاخص‌های RI و mC_d دارای الگوی مشابهی است. برای طبقه‌بندی نمونه‌ها با روش آنالیز تمایز، نتایج شاخص RI به عنوان اطلاعات ورودی مورد استفاده قرار گرفت. به همین منظور، ابتدا مطابق با جدول ۴ به هر یک از نمونه‌ها با توجه به سطح آلودگی یک کد اختصاص داده شد. از آنجا که تعداد نمونه‌های قرار گرفته در سطوح آلودگی زیاد و خیلی زیاد، کم است و این می‌تواند بر روی نتایج طبقه‌بندی تاثیرگذار باشد، از این رو مجموع نمونه‌های قرار گرفته در این دو سطح آلودگی، به عنوان یک کد در نظر گرفته شد. از آنجایی که برخی از پارامترهای ورودی می‌توانند ترکیب خطی یا غیرخطی از پارامترهای ورودی دیگر داشته باشند و باعث افزایش حجم محاسبات در تابع تمایز شوند، به همین منظور آنالیز تمایز به صورت مرحله‌ای^۱ با معیار فاصله مایلونوبیس انجام شد. در این حالت، متغیری که بر اساس آزمون‌های آماری کمترین اثر را در تابع تمایز دارد در هر گام شناسایی و از مجموعه متغیرها خارج شد.

^۱- Stepwise



شکل ۶- توزیع آماری تعداد نمونه‌ها بر اساس نتایج شاخص RI.

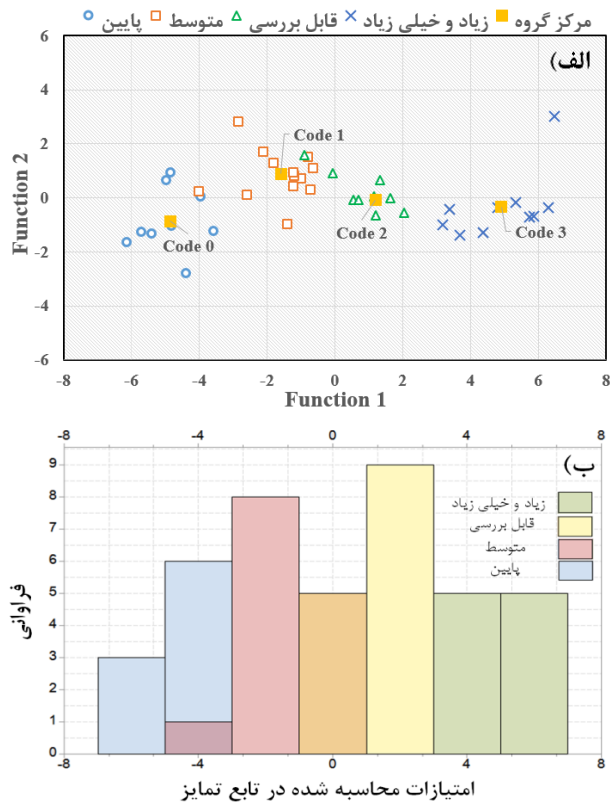


شکل ۷- پهنه‌بندی ریسک آلودگی بر اساس نتایج الف- شاخص ریسک اکولوژیک (RI) و ب- شاخص درجه آلودگی اصلاح شده (mC_d).

جدول ۳- خلاصه‌ای از پارامترهای آماری فلزات مورد مطالعه و مقایسه با استاندارد حداکثر غلظت مجاز در محیط زیست (ppm).

حد مجاز	انحراف معیار	حداکثر	حداقل	میانگین	فلز
۱۷	۴۵۰٫۳	۳۱۳۵	۷٫۳	۲۰۸٫۳	As
۳٫۹	۵۱٫۱	۲۵۸٫۶	۰٫۳	۲۲٫۹	Cd
۶۴	۱۸۸	۹۸۷	۵٫۰	۱۰۰٫۹	Cr
۶۳	۲۴٫۲	۱۴۴	۸٫۰	۳۷٫۳	Cu
۵۰	۱۳۲٫۸	۶۲۴	۳٫۰	۷۸٫۹	Ni
۳۰۰	۸۳۴٫۹	۴۸۲۹	۹٫۰	۵۰۱٫۲	Pb
۲۰۰	۷۵۱۶٫۳	۳۴۷۰۰	۷۸٫۰	۳۷۷۹٫۴	Zn

نقشه پراکندگی نمونه‌ها و مرکز گروه‌ها (آلودگی پایین، متوسط، قابل توجه، زیاد(خیلی زیاد)) در شکل ۸- الف ارایه شده است. با توجه به اینکه اولین تابع بهترین تابع می‌تواند باشد، برای درک بهتر توانایی آنالیز تمایز در شناسایی مناطق آلوده از غیرآلوده، نمودار فراوانی کل نمونه‌ها بر اساس امتیازات محاسبه شده در رابطه ۹، ترسیم شد و نتایج در شکل ۸- ب نشان داده شده است.



جدول ۴- کد اختصاص داده شده به هر یک از طبقات.

سطح آلودگی	شاخص RI	کد اختصاصی
پایین	$RI < 70$	۰
متوسط	$70 < RI < 140$	۱
قابل توجه	$140 < RI < 280$	۲
زیاد + خیلی زیاد	$RI > 280$	۳

شکل ۸- الف- موقعیت نمونه‌ها در گروه‌های طبقه‌بندی شده، ب- طبقه‌بندی نمونه‌ها بر اساس امتیازات محاسبه شده در آنالیز تمایز.

در شکل ۸- ب، محدوده‌های آلودگی پایین، قابل توجه و زیاد (خیلی زیاد) هیچ‌گونه هم‌پوشانی با یکدیگر ندارند و میزان هم‌پوشانی محدوده آلودگی متوسط با دو محدوده مجاور، کم است که این حاکی از قابلیت بالای روش آنالیز تمایز در طبقه‌بندی نمونه‌ها است.

برای نمایش عملکرد نتایج پیش‌بینی آنالیز تمایز، ارزیابی صحت طبقه‌بندی نمونه‌ها به دو روش اصلی^۱ و اعتبارسنجی متقابل^۲ انجام گرفته است. در روش اعتبارسنجی متقابل، (n-1) نمونه برای آموزش و یک نمونه برای آزمایش در نظر گرفته شده و این کار برای تمام نمونه‌ها تکرار و انجام می‌شود. نتایج طبقه‌بندی نمونه‌ها در جدول ۶ ارایه شده است.

از بین ۱۳ فلز سنگین Al, As, Cd, Co, Cr, Cu, Fe, Mn, Mo, Ni, Pb, Sb و Zn شرکت‌کننده در آنالیز تمایز، فقط ۳ فلز سنگین As, Pb و Zn که بیشترین تاثیر را در طبقه‌بندی مناطق آلوده از غیرآلوده دارند، در غالب سه تابع تمایز که در رابطه‌های ۹ تا ۱۱ ارایه شده است، محاسبه شد:

$$Df_1 = 0.805As + 0.512Pb + 1.180Zn - 14.465 \quad (9)$$

$$Df_2 = 1.920As - 0.971Pb - 0.535Zn - 1.138 \quad (10)$$

$$Df_3 = -0.647As + 1.301Pb - 0.74Zn + 1.260 \quad (11)$$

نتایج ضرایب متغیرها برای این سه تابع در جدول ۵ ارایه شده است.

جدول ۵- ضرایب محاسبه شده برای متغیرهای توابع.

متغیرهای خروجی	تابع		
	۱	۲	۳
As	۰٫۸۰۵	۱٫۹۲۰	-۰٫۶۴۷
Pb	۰٫۵۱۲	-۰٫۹۷۱	۱٫۳۰۱
Zn	۱٫۱۸۰	-۰٫۵۳۵	-۰٫۷۴۰
(Constant)	-۱۴٫۴۶۵	-۱٫۱۳۸	۱٫۲۶۰

1- Original

2- Cross-Validation

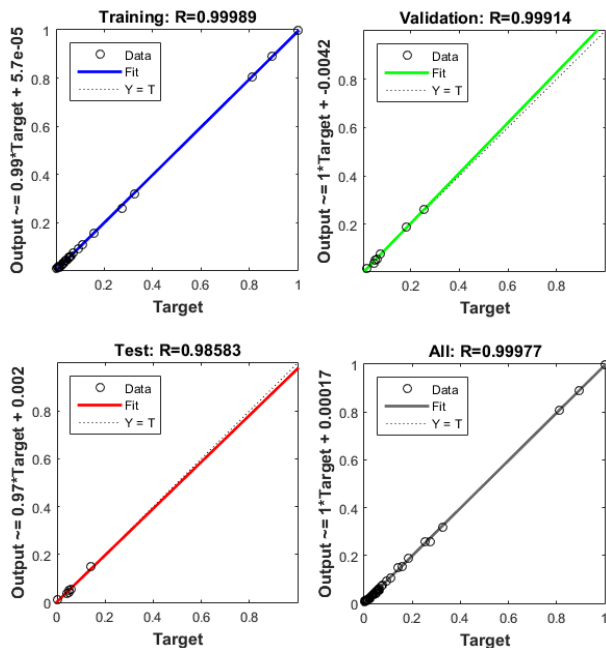
جدول ۶- نتایج طبقه‌بندی نمونه‌ها با روش آنالیز تمایز.

طبقه‌بندی‌های پیش‌بینی شده						
روش	متوسط	پایین	قابل توجه	زیاد و خیلی زیاد	تعداد نمونه	درصد صحت
اصلی	پایین	۰	۹	۰	۰	۱۰۰
	متوسط	۱۳	۱	۰	۰	۹۲٫۹
	قابل توجه	۱	۰	۱۳	۰	۹۲٫۹
	زیاد و خیلی زیاد	۰	۰	۰	۱۰	۱۰۰
اعتبارسنجی متقابل	پایین	۰	۹	۰	۰	۱۰۰
	متوسط	۱۳	۱	۰	۰	۹۲٫۹
	قابل توجه	۲	۰	۱۲	۰	۸۵٫۷
	زیاد و خیلی زیاد	۰	۰	۱	۹	۹۰

عنوان توابع فعال‌سازی و از الگوریتم لوبنرگ-مارکوارت^۱ برای به دست آوردن وزن‌های بهینه شبکه عصبی مصنوعی استفاده شد. معیار مورد نظر برای حداقل‌سازی خطای خروجی شبکه عصبی، میانگین مربعات خطا (MSE) و ریشه میانگین مربعات خطا (RMS) است. برای آموزش بهتر شبکه، پارامترهای ورودی و خروجی در بازه [۰، ۱] مطابق رابطه ۱۳ نرمالیزه شد:

$$x_n = \frac{x_n - x_{\min}}{x_{\max} - x_{\min}} \quad (13)$$

شکل ۹ مقادیر پیش‌بینی شده در شبکه عصبی مقابل داده‌های مشاهده‌ای را نشان می‌دهد که دارای همبستگی بالایی است.



شکل ۹- ترسیم داده‌های پیش‌بینی شده در مقابل مقادیر واقعی با روش شبکه عصبی.

میزان صحت طبقه‌بندی برای کل نمونه‌ها در روش آنالیز تمایز با رابطه ۱۲ قابل محاسبه است:

$$p = \frac{\sum_{i=1}^4 g_i}{N} \times 100 \quad (12)$$

که در آن:

g_i : تعداد نمونه‌های صحیح طبقه‌بندی شده در هر گروه
 N : تعداد کل نمونه‌ها

بر اساس نتایج به دست آمده از طبقه‌بندی برای هر گروه، صحت روش آنالیز تمایز در طبقه‌بندی کل داده‌ها، در دو روش اصلی و اعتبارسنجی متقابل به ترتیب معادل ۹۱٫۵ و ۹۵٫۷ درصد محاسبه شد.

نتایج نشان می‌دهد که برای طبقه‌بندی نمونه‌های جدید در باطله‌های معدن سرب و روی انگوران، روش آنالیز تمایز دارای مزیت بیشتری نسبت به شاخص‌های ارزیابی آلودگی است. در تعیین سطح آلودگی با شاخص‌ها، نیاز است که آنالیز شیمیایی برای تمام فلزات سنگین مرتبط با شاخص آلودگی اندازه‌گیری شود ولی در روش آنالیز تمایز برای این نوع باطله‌ها، فقط با آنالیز سه فلز سنگین آرسنیک، سرب و روی می‌توان تشخیص داد که نمونه در چه سطحی از آلودگی قرار دارد.

۳-۴- شبکه عصبی

مهم‌ترین قسمت شبکه عصبی، بخش آموزش است که با تغییر تعداد لایه‌های پنهان، نرون، نوع تابع فعال‌سازی و تعداد تکرارها بر مبنای سعی و خطا می‌توان مدل بهینه شبکه با کمترین خطا را به دست آورد. شبکه مورد استفاده دارای ۱۳ پارامتر ورودی (غلظت عناصر سنگین) و یک لایه میانی با ۷ نرون و یک لایه خروجی با چهار نرون که بر اساس سطح آلودگی برنامه‌ریزی شده است. از تابع تانژانت سیگموئید به

^۱- Levenberg- Marquardt Algorithm (LM)

با مقدار ۸۸/۹ درصد نیز متعلق به داده‌های آلودگی پایین است. بر اساس پارامترهای ورودی، میانگین صحت شبکه عصبی برای طبقه‌بندی و پهنه‌بندی ریسک آلودگی کل داده‌ها معادل ۹۵/۷ درصد ارزیابی شد.

نتایج عملکرد شبکه و ارزیابی صحت طبقه‌بندی داده‌ها در جدول‌های ۷ و ۸ نشان داده شده است. بهترین طبقه‌بندی مربوط به داده‌های دارای پتانسیل آلودگی متوسط و زیاد (خیلی زیاد) با صحت ۱۰۰ درصد و کمترین صحت طبقه‌بندی

جدول ۷- نتیجه ارزیابی روش شبکه عصبی در طبقه‌بندی داده‌ها.

نوع شبکه	RMSE	MSE	R
MLP	۰/۱۶	۰/۰۲۵	۰/۹۹

جدول ۸- نتایج طبقه‌بندی به روش شبکه عصبی.

طبقه‌بندی‌های پیش‌بینی شده						
پایین	متوسط	قابل توجه	زیاد و خیلی زیاد	تعداد نمونه	درصد صحت	MLP
۸	۱	۰	۰	۹	۸۸/۹	
۰	۱۴	۰	۰	۱۴	۱۰۰	
۰	۱	۱۳	۰	۱۴	۹۲/۹	
۰	۰	۰	۱۰	۱۰	۱۰۰	زیاد و خیلی زیاد

۴- نتیجه‌گیری

نتایج نشان داد که شبکه عصبی قادر است تمامی پارامترهای ورودی را در طبقه‌بندی داده‌ها با درصد خطای پایین دخالت دهد ولی در روش آنالیز تمایز، نتایج خوبی ارائه نشد و از روش مرحله‌ای برای حذف پارامترهای بی‌اثر استفاده شد. هر دو روش، داده‌های مربوط به سطح آلودگی زیاد (خیلی زیاد) را با صحت بالا مشخص کردند. روش آنالیز تمایز، طبقه‌بندی داده‌های مربوط به سطح آلودگی متوسط و قابل توجه را به دلیل هم‌پوشانی با دو محدوده دیگر با قابلیت تفکیک‌پذیری پایین‌تری نسبت به روش شبکه عصبی مصنوعی نشان داد. همچنین روش شبکه عصبی مصنوعی، پایین‌ترین عملکرد و روش آنالیز تمایز بالاترین عملکرد در طبقه‌بندی داده‌های مربوط به سطح آلودگی پایین را داشته است. بنابراین می‌توان نتیجه گرفت که ترکیب دو روش آنالیز تمایز و شبکه عصبی مصنوعی می‌تواند، محدوده آلودگی را مدلسازی کند. به طوری که مناطق آلودگی پایین به وسیله آنالیز تمایز، مناطق آلودگی زیاد (خیلی زیاد) و مناطق دارای همپوشانی با روش شبکه عصبی تعیین شود. نتایج طبقه‌بندی باطوره‌ها بر اساس سطح آلودگی با این دو روش، می‌تواند به عنوان یک ابزار نظارتی یا راهنمای زیست‌محیطی برای دپو کردن باطوره‌های جدید بر اساس سطح آلودگی در مکان و محدوده مشخص و با شرایط جدید تلقی شود که این مساله می‌تواند ابزار مفید و

مدیریت صحیح و ارزیابی دقیق پتانسیل تولید آلودگی از باطوره‌های معدنی همواره به منزله یکی از ارکان اصلی توسعه پایدار در معدنکاری سبز محسوب می‌شود. نتایج به دست آمده از پهنه‌بندی فلزات به کمک شاخص‌های ریسک اکولوژیک و درجه آلودگی اصلاح شده، هر دو یک الگوی مشابه‌ای نشان دادند و حاکی از وجود فراوان فلزات آلاینده در بخش شمال شرقی و جنوب غربی محدوده مورد مطالعه است. پهنه‌بندی آلودگی با این دو شاخص به عنوان ابزاری مناسب شناخته شد که درک بهتری از وسعت و گسترش آلودگی را فراهم ساخت. نتایج آماری، میانگین غلظت فلزات روی، آرسنیک و کادمیوم را چندین برابر حداکثر مجاز فلزات سنگین در محیط‌زیست برآورد کرد و آنالیز خوشه‌ای یک همبستگی بالایی بین کروم-نیکل در یک گروه و کادمیوم-روی و آرسنیک-سرب در گروه دیگر نشان داد. برای پیش‌بینی و طبقه‌بندی نمونه‌ها بر اساس سطح آلودگی از دو روش آنالیز تمایز و شبکه عصبی مصنوعی استفاده شد و عملکرد و قابلیت‌شان مورد بررسی قرار گرفت. بر این اساس، نمونه‌ها بر اساس نتایج به دست آمده از شاخص ریسک اکولوژیک به ۴ سطح آلودگی پایین، متوسط، قابل بررسی و بالا (خیلی بالا) تقسیم‌بندی و به عنوان اطلاعات ورودی این روش‌ها استفاده شد.

function analysis in the Parkam porphyry system (Iran)"; Geosciences Journal; 1-14; DOI 10.1007/s12303-015-0064-8

8. Roshani, P.; Mokhtari, A.R.; and Tabatabaei, S.H.; 2013; "Objective based geochemical anomaly detection — Application of discriminant function analysis in anomaly delineation in the Kuh Panj porphyry Cu mineralization (Iran); Journal of Geochemical Exploration; 130; 65–73.

۹. گرانیان ح؛ طباطبائی س. ح؛ اسدی ه؛ محمدی آ؛ ۱۳۹۴؛

«کاربرد روش آنالیز تمایز و ماشین بردار پشتیبان مرحله‌ای در مدلسازی کانی‌زایی کانسارهای طلای داشکسن»، نشریه علمی- پژوهشی مهندسی معدن، دوره دهم، شماره ۲۸، ۶۵-۵۳ ص

۱۰. هندی ر؛ حسنی پاک ع. ا؛ ۱۳۹۲؛ «کاربرد روش آنالیز

تمایز در تهیه کلید اکتشافی در ذخایر مس با میزبان رسوبی در بلوک طبی- راور»، نشریه علمی- پژوهشی مهندسی معدن، دوره هشتم، شماره ۲۰، ۶۲-۴۷ ص

۱۱. ابویان م؛ خدادادی ا. د؛ جمشیدی ا؛ شفیع‌زاده ح؛

۱۳۹۶؛ «پهنه‌بندی کیفی خاک‌های سطحی اطراف کارخانه سرب و روی ایرانکوه از دیدگاه زیست‌محیطی»، نشریه علمی- پژوهشی مهندسی معدن، دوره دوازدهم، شماره ۳۷، ۷۹-۶۵ ص

12. Gasmi T.; Khouni I.; Ghrabi A.; 2016; "Assessment of heavy metals pollution using multivariate statistical analysis methods in Wadi El Bey (Tunisia)"; Desalination and Water Treatment; 1-14 pp.; doi: 10.1080/19443994.2016.1147377

13. Gholami R.; Ziaili M.; Doulati F.; Maleki S.; 2011; "Specification and prediction of nickel mobilization using artificial intelligence methods"; Cent. Eur. J. Geosci. 3(4), pp 375-384, DOI: 10.2478/s13533-011-0039-x

14. Aryafar A.; Gholami R.; Rooki R.; Doulati Ardejani F.; 2012; "Heavy metal pollution assessment using support vector machine in the Shur River, Sarcheshmeh copper mine, Iran"; Environ Earth Sci; 67:1191–1199, DOI 10.1007/s12665-012-1565-7

15. Doulati Ardejani F.; Rooki R.; Jodieri Shokri B.; Eslam Kis T.; Aryafar A.; Tourani P.; 2013; " Prediction of Rare Earth Elements in Neutral Alkaline Mine Drainage from Razi

مقرون به صرفه‌ای در پروسه بازسازی، احیا و کنترل‌های زیست‌محیطی از انباشتگاه‌ها در آینده باشد.

تشکر و قدردانی

از مدیریت و کارشناسان مجتمع سرب و روی انگوران بابت فراهم کردن مقدمات و مساعدت در تهیه نمونه‌ها تشکر می‌شود.

منابع

1. Chopin, E. I. B.; Alloway, B. J.; 2007; "Distribution and mobility of trace elements in soils and vegetation around the mining and smelting areas of Tharsis, Riotinto and Huelva, Iberian Pyrite Belt, SW Spain" Water, Air, and Soil Pollution, 182, p.245–261.

2. Huang S.; Yuan C.; Li Q.; Yang Y.; Tang C.; Ouyang K.; Wang B.; 2017; "Distribution and Risk Assessment of Heavy Metals in Soils from a Typical Pb-Zn Mining Area"; Pol. J. Environ. Stud; Vol. 26; No. 3; 1105-1112; DOI: 10.15244/pjoes/68424

3. Cabala J.; Zogala B.; Dubiel R.; 2008; "Geochemical and Geophysical Study of Historical Zn-Pb Ore Processing Waste Dump Areas (Southern Poland)", Polish J. of Environ. Stud. Vol. 17, No. 5, 693-700

۴. آریافر ا؛ محمد قاسمی ط؛ قربانی ا؛ ۱۳۹۳؛ «مطالعات ژئوفیزیک و ژئوشیمی زیست‌محیطی جهت بررسی اثرات آلاینده‌ی پساب کارخانه فرآوری مس قلعه زری، خراسان جنوبی»، نشریه علمی-پژوهشی مهندسی معدن، دوره نهم، شماره ۲۰، ۶۲-۴۷ ص

۵. محلوجی ر؛ اصغری ا؛ ۱۳۹۶؛ «تفکیک چندمتغیره و مدلسازی ژئومتالورژیکی بخش‌های اکسید و سولفید در کانسار سرب و روی مهدی‌آباد یزد»، نشریه علمی- پژوهشی مهندسی معدن، دوره دوازدهم، شماره ۳۶، ۱۲۲-۱۱۱ ص

6. Harris, D. P.; 1965; "Multivariate statistical analysis—a decision tool for mineral exploration"; In J. C. Dotson & W. C. Peters (Eds.), Symposium on computers and computer applications in mining and exploration (pp. C1–C35). Ariz. College of Mines, University of Arizona, Tucson.

7. Ghannadpour, S. S.; Hezarkhani, A.; 2016; "Exploration geochemistry data-application for anomaly separation based on discriminant

- impact of recent human activity on an urban estuary in Auckland, New Zealand*"; Ph.D. thesis; University of Auckland; Auckland; New Zealand; 361p
24. Hakanson, L.; 1980; "An ecological risk index for aquatic pollution control. a sedimentological approach" *Water Res*; 14(8); 975–1001
 25. Mugosa B.; Durovic D.; Nedovic-Vukovic M.; Barjaktarovic S.; Vrvic M.; 2016; "Assessment of Ecological Risk of Heavy Metal Contamination in Coastal Municipalities of Montenegro" *Int. J. Environ. Res; Public Health*; 13; 393; doi: 10.3390/ijerph13040393; www.mdpi.com/journal/ijerph
 26. Chen Y.; Jiang X.; Wang Y.; Zhuang D.; 2017; "Spatial characteristics of heavy metal pollution and the potential ecological risk of a typical mining area: A case study in China"; *Process Safety and Environment Protection*; 1-35pp. <https://doi.org/10.1016/j.psep.2017.10.008>
 ۲۷. ضوابط و استانداردهای زیست‌محیطی در ایران، ۱۳۹۷، سازمان حفاظت محیط‌زیست، دفتر آب و خاک
 28. Li P.; Zhang J.; Wang J.; Li Z.; 2015; "Heavy metal(loid) pollution in mine wastes of a Carlin-type gold mine in southwestern Guizhou, China and its environmental impacts"; *Chin. J. Geochem*; 34(3); 311–319.; DOI 10.1007/s11631-015-0055-5
 29. Zoran P.; Josip H.; 2010; "Discriminant function model as a tool for classification of stratigraphically undefined radiolarian cherts in ophiolite zones"; *Journal of Geochemical Exploration* 107; pp. 30–38
 30. Tarasov D.A.; Buevich A.G.; Sergeev A.P.; Shichkin A.V.; and Baglaeva E.M.; 2017; "Topsoil Pollution Forecasting Using Artificial Neural Networks on the Example of the Abnormally Distributed Heavy Metal at Russian Subarctic" *Applied Mathematics and Computer Science AIP Conf; Proc.* 1836; 020024-1–020024-6; doi: 10.1063/1.4981964
 31. Kavzoglu, T; 2009; "Increasing the accuracy of neural network classification using refined training data"; *Environmental Modelling & Software*; 24(7): 850–858
 32. McKinley, J. M.; Grunsky, E.; & Mueller, U.; 2016; "Multivariate analysis of regional-scale geochemical data for environmental Coal Mine, Golestan Province, Northeast Iran, Using General Regression Neural Network"; *Journal of Environmental Engineering*, Vol. 139, No. 6, June 2013, pp. 896-907, (doi: [http://dx.doi.org/10.1061/\(ASCE\)EE.1943-7870.0000689](http://dx.doi.org/10.1061/(ASCE)EE.1943-7870.0000689))
 16. Jodeiri Shokri. B.; Ramazi. H.; Doulati Ardejani, F.; Sadeghiamirshahidi. M.; 2013; "Prediction of Pyrite Oxidation in a Coal Washing Waste Pile Applying Artificial Neural Networks (ANNs) and Adaptive Neuro-fuzzy Inference Systems (ANFIS)"; *Mine Water Environ*; 33:146–156, DOI: 10.1007/s10230-013-0247-3
 17. Bayatzadehfarad Z.; Ghadimi F.; Fattahi H.; 2017; "Use of artificial intelligence techniques to predict distribution of heavy metals in groundwater of Lakan lead-zinc mine in Iran"; *Journal of Mining & Environment*, Vol.8, No.1, 2017, 35-48. DOI: 10.22044/jme.2016.592
 18. Maghfouri S., Hossenzadeh M. R., Rajabi A., Choulet F., 2017, A review of major non sulfide zinc deposits in Iran, *Geoscience Frontiers* (2017), pp.1-25. <http://dx.doi.org/10.1016/j.gsf.2017.04.003>
 19. Gilg A. H.; Boni M.; Balassone G.; Allen C. R.; Banks D.; Moore F.; 2006; "Marble hosted sulfide ores in the Angouran Zn-(Pb-Ag) deposit, NW Iran: interaction of sedimentary brines with a metamorphic core complex"; *Miner Deposita* 41; 1-16; DOI: 10.1007/s00126-005-0035-5
 20. Daliran, F.; Pride, K.; Walther, J.; Berner, Z.A.; Bakker, R.J.; 2013; "The Angouran Zn (Pb) deposit, NW Iran: evidence for a two stage, hypogene zinc sulfide-zinc carbonates mineralization"; *Ore Geology Reviews* 53; pp.373-402.
 21. Gilg H.A.; Allen C; Balassone G; Boni M; Moore F; 2003; "The 3-stage evolution of the Angouran Zn "oxide"-sulfide deposit, Iran"; In: Eliopoulos D et al (eds) *Mineral exploration and sustainable development*; Millpress; Rotterdam; pp 77–80
 22. Boni M.; Gilg A. H.; Balassone G.; Schneider J.; Allen C. R.; Moore F.; 2007; "Hypogene Zn carbonate ores in the Angouran deposit, NW Iran"; *Miner Deposita*; DOI: 10.1007/s00126-007-0144-4
 23. Abraham, G.M.S.; 2005; "Holocene sediments of Tamaki Estuary: Characterisation and

- area, southwestern Finland*"; Journal of Geochemical Exploration 125; pp. 46-55.
34. Sarparandeh M.; Hezarkhani A.; 2017; " *Studying distribution of rare earth elements by classifiers, Se-Chahun iron ore, Central Iran*"; Acta Geochim; 36(2):232–239; DOI 10.1007/s11631-016-0135-1
33. Beucher, A.; Osterholm, P.; Martinkauppi, A.; Eden, P. & Frojdo, S.; 2013; "*Artificial neural network for acid sulfate soil mapping: Application to the Sirppujoki River catchment monitoring*"; In Proceedings of the 11th International Conference on Geostatistics for Environmental Application Conference; pp. 1-7